

Метод автоматической генерации размытых изображений для тестирования алгоритмов детектирования*

А. В. Алексеев, Ю.А. Орлова, В. Л. Розалиев, А. В. Заболеева-Зотова

Волгоградский государственный технический университет, г. Волгоград, Россия

Аннотация. Работа направлена на развитие средств автоматического выделения и фильтрации размытых изображений. Описывается метод генерации размытых изображений, в основе которого лежит алгоритм определения функции рассеяния точки. Тройка изображений сцен состоит из четкого, расфокусированного и смазанного в движении изображений. Построена модельная база фотографий различных сцен, предназначенная для настройки и оценки качества работы методов и алгоритмов детектирования размытых изображений. Предложенный метод генерации размытых изображений может быть использован в методах автоматической обработки изображений и машинного обучения.

Ключевые слова: обработка изображений, детектирование размытых изображений, генерация размытых изображений.

DOI 10.14357/20718632200408

Введение

Фотографирование прочно вошло в повседневную жизнь современного человека. Создается огромное количество фотографий в самых различных сферах: любительские фото, снимки с микроскопа, спутника и др. Иногда из-за внешних факторов или неправильных настроек камеры первоначальный снимок получается размытым. Основные причины – движение сцены или устройства захвата изображения, неправильно выставленное фокусное расстояние. Чтобы отсеять изображения с неудовлетворительным качеством и не обрабатывать их в дальнейшем, удобно иметь средства автоматического выделения и фильтрации размытых

изображений [1]. Для разработки таких методов и средств необходимы эталонные наборы изображений, позволяющие оценить качество решений. На данный момент существует ряд наборов данных, такие как [2 и 3]. Однако они обладают рядом существенных недостатков: использование малого числа устройств, при помощи которых выполнены снимки, наличие размытий объекта отдельно от фона на некоторых изображениях, синтетическая генерация части размытых изображений. В работе представлен метод генерации размытых изображений, применяемый при формировании набора данных, который может быть использован для автоматической проверки качества работы

*Работа выполнена при частичной поддержке РФФИ и администрации Волгоградской области (проекты 18-07-00220, 19-07-00020, 19-47-343001, 19-47-340003, 19-47-340009, 19-47-340013, 19-47-343002, 19-37-90060, 20-07-00502).

алгоритмов и методов детектирования размытых изображений.

1. Структура и содержание базы четких и размытых изображений

Набор информации, предназначенный для использования при тестировании алгоритмов, работающих с размытыми изображениями, должен удовлетворять следующим требованиям:

- в наборе данных должно содержаться порядка 1000 изображений;
- изображения должны быть получены при помощи как можно большего числа разнообразных устройств, включая фотоаппараты (зеркальные и не зеркальные) и мобильные устройства (смартфоны);
- на фотографиях должно быть представлено как можно больше разнообразных сцен и объектов;
- для каждой сцены должно быть представлено по три изображения: первое – четкое; второе – размытое в движении, которое получилось с помощью большого значения выдержки и движения устройства захвата изображения; третье – расфокусированное, которое получилось в результате неверной установки фокуса на устройстве захвата изображения.

Для выполнения данных требований при сборе данных была использована краудсорсинговая платформа Яндекс.Толока [3]. Данная платформа позволяет использовать исполнителям – толокерам – разнообразные устройства и сцены, значительно повышает скорость сбора данных. Толокерам ставилось задание сделать по три фотографии одной и той же сцены: четкую, расфокусированную и смазанную в движении. Для отсеивания некачественного выполнения работы результат проверялся вручную.

Модельная база данных собиралась с различных устройств. Всего использовано 66 устройств, большая часть которых смартфоны. Было также использовано несколько фотоаппаратов. Более 10 снимков выполнено 8 различными устройствами.

Собранная база данных состоит из 1050 изображений, каждое из которых представлено тройками (350 троек). Каждая тройка – фотография одной и той же сцены. Первое изображение – четкое, второе – расфокусировано, третье – смазано в движении. Изображения в тройке гарантированно имеют один и тот же размер (ширина и высота). Присутствует примерное соответствие, не «пиксел в пиксел» (Рис. 1).

Информация представлена в трех папках: sharp – фото с четкими изображениями,

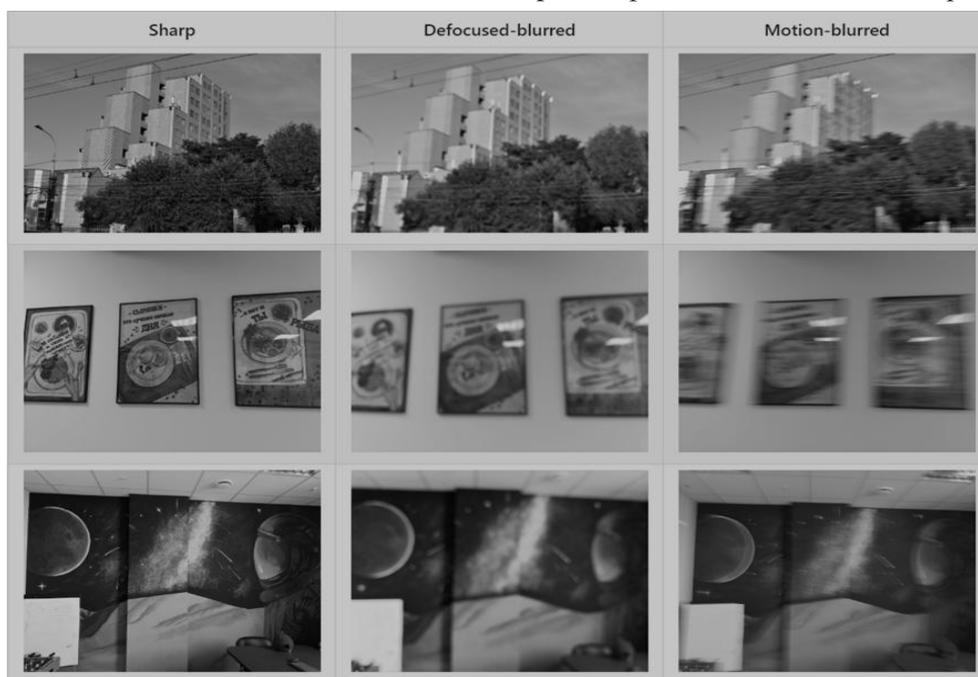


Рис. 1. Пример изображений из набора данных

defocused-blurred – фото с расфокусированными размытыми изображениями, motion-blurred – фото с изображениями, размытыми в движении. В каждой папке содержится по 350 соответствующих изображений. Имя каждого файла имеет следующую структуру:

$\langle id \rangle_ \langle device \rangle_ \langle type \rangle. \langle extension \rangle,$

где id – уникальный идентификатор изображения, число от 0 до 349; $device$ – устройство захвата изображения; $type$ – тип изображения: S – четкое изображение (sharp), F – расфокусированное изображение (defocused-blurred), M – смазанное в движении изображение (motion-blurred).

2. Генерация размытых изображений

Для получения размытого изображения $g(x,y)$ необходимы исходное неповрежденное изображение $f(x,y)$, искажающая функция $h(x,y)$ и аддитивный шум $n(x,y)$. Размытие изображения описывается следующим выражением:

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + n(x, y).$$

Здесь $h(x, y)$ имеет размеры $m \times n$, оператор свертки $*$ задается формулой

$$h(x, y) * f(x, y) = \sum_{i=-a}^a \sum_{j=-b}^b h(i, j) f(x+i, y+j),$$

где $a = (m - 1)/2$, $b = (n - 1)/2$.

Причины аддитивного шума $n(x,y)$ различны и обуславливаются физикой процесса в цифровых сенсорах. На величину шума влияет большее количество параметров, такие как тип фотоматрицы сенсора, условия освещения, параметры съемки и др. В большинстве случаев шум является Гауссовым, аддитивным и не зависит от координат пиксела на изображении. В данной работе для имитации шума распределенный по Гауссу шум прибавляется к результату, полученному после операции свертки, по каждому из цветных каналов независимо [6]. Для повышения обобщающей способности сети, величина шума считается переменной.

Для генерации размытых изображений необходимо определить искажающую функцию или функцию рассеяния точки (ФРТ). В данной работе под ФРТ подразумевается 2D изображение небольших размеров (до 128×128 пикселей).

В случае расфокусированных изображений ФРТ представляет собой «пятно», близкое к кругу. Размер пятна определяется тем, насколько далеко объект расположен от точки фокуса, а также степенью открытости диафрагмы. Чем дальше объект расположен от точки фокуса – тем больше размер пятна при одной и той же диафрагме. Чем сильнее открыта диафрагма – тем больше размер пятна при одном и том же расстоянии объекта от точки фокуса. Более того, в силу наличия шумов, пятно неравномерно. Пример реальной ФРТ, полученной фотографированием близкого к точечному источнику света, приведен на Рис. 2, а.

Алгоритм генерации ФРТ расфокусированных изображений состоит из следующих процедур:

1. Определение размера ядра ФРТ (от 16 до 128 пикселей)
2. Определение числа углов «пятна» (от 6 до 20), также возможен идеальный круг с вероятностью 20%.
3. Генерация заданной формы.
4. Применение JPEG-сжатия до 15% с вероятностью 10%.
5. Добавление шума на полученную ФРТ.

Примеры сгенерированных ФРТ приведены на Рис. 2, б и в. На Рис. 3 представлены для сравнения проекции реальной и сгенерированной ФРТ.

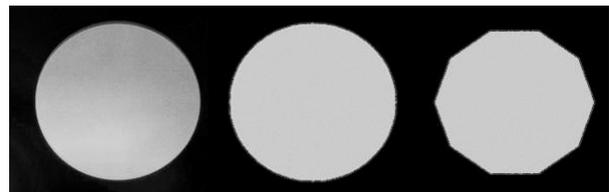


Рис. 2. Расфокусированная ФРТ
а – реальная, б, в – сгенерированная

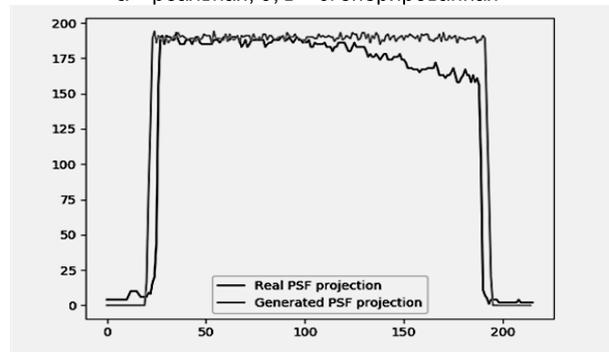


Рис. 3. Проекция реальной и сгенерированной ФРТ

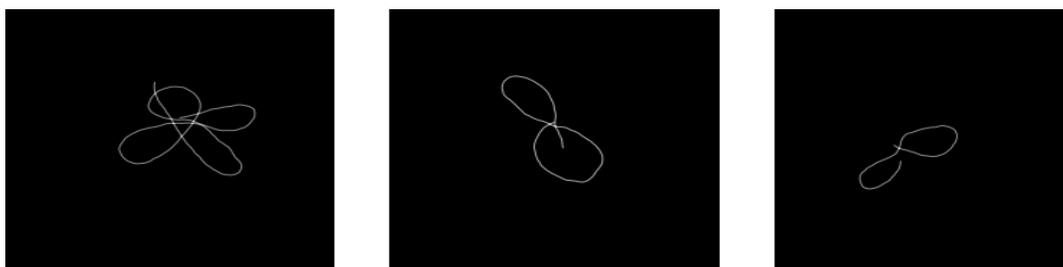


Рис. 4. Сгенерированные ФРТ для размытия в движении

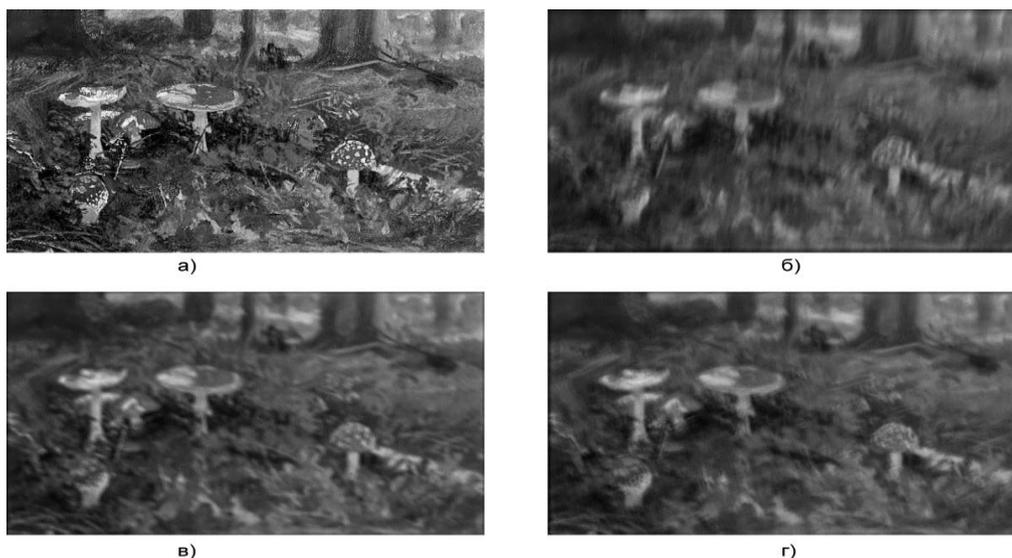


Рис. 5. Синтетические изображения
а – исходное, б, в, г – сгенерированные

Предложенный алгоритм генерации ФРТ расфокусированных изображений подразумевает генерацию случайной траектории материальной точки, на которую действует меняющаяся сила. В основе алгоритма лежит Марковский процесс. Метод основан на следующих предположениях:

- смазывание в движении является результатом движения объекта и/или устройства захвата;
- так как и объект и устройства захвата являются физическими объектами и не могут мгновенно случайным образом менять свое положение и направление движения, то в результате появляется ФРТ, похожая на траекторию материальной точки.

Примеры ФРТ, сгенерированных данным методом, показаны на Рис. 4. На Рис. 5 приведен пример работы метода генерации размытых изображений. В случае смазанных в движении изображений использован алгоритм, описанный в [7].

Заключение

Предложен новый метод генерации размытых изображений, который может быть использован в алгоритмах и методах детектирования размытых изображений, основанных на машинном обучении и требующих большого объема данных для процесса обучения. Метод позволяет генерировать размытые изображения двух видов: расфокусированное изображение и изображение, смазанное в движении. Собранный база изображений может применяться как для проверки качества работы, так и для настройки методов и алгоритмов детектирования размытых изображений.

Литература

1. Alekseev A.V., Rozaliev V.L., Orlova Y.A. Automatic coloring of grayscale images based on intelligent scene analysis // Pattern Recognition and Image Analysis (Ad-

- vances in Mathematical Theory and Applications). 2015. Vol.25. No.1. P.10-21.
- Mavridaki E., Mezaris V. No-Reference blur assessment in natural images using Fourier transform and spatial pyramids // Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. 2014.
 - Jianping Shi, Li Xu, Jiaya Jia. Discriminative blur detection features // Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014.
 - Drutsa A., Farafonova V., Fedorova V., Megorskaya O., Zermnova E., Zhilinskaya O. Practice of efficient data collection via crowdsourcing at large-scale. 2019. <https://arxiv.org/abs/1912.04444>.
 - Alekseev A.V., Rozaliev V.L., Orlova Y.A., Zaboloeva-Zotova A.V. Context-sensitive image analysis for coloring nature images // Advances in Intelligent Systems and Computing. 2016. Vol. 451. P.133-141. Springer International Publishing.
 - Alekseev A.V., Orlova Y.A., Rozaliev V.L., Zaboloeva-Zotova A.V. Two-stage segmentation method for context-sensitive image analysis // Communications in Computer and Information Science. 2014. Vol.466. P.331-340. Springer International Publishing.
 - Kupyn O., Budzan V., Mykhailych M., Mishkin D., Matas J. DeblurGAN: Blind motion deblurring using conditional adversarial networks // Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018. P.8183–8192. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00854>.
 - Bansal R., Raj G., Choudhury T. Blur image detection using Laplacian operator and Open-CV // International Conference System Modeling Advancement in Research Trends. 2016. P.63–67. <https://doi.org/10.1109/SYSMART.2016.7894491>.
 - Li L., Pan J., Lai W.S., Gao C., Sang N., Yang M.H. Blind image deblurring via deep discriminative priors // International Journal of Computer Vision. 2018. <https://doi.org/10.1007/s11263-018-01146-0>.
 - Zhang J., Pan J., Ren J., Song Y., Bao L., Lau W.H., Yang M.H. Dynamic scene deblurring using spatially variant recurrent neural networks // Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018. P.2521–2529. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00267>.

Алексеев Алексей Владимирович. Волгоградский государственный технический университет, г. Волгоград, Россия. Старший преподаватель кафедры «Программное обеспечение автоматизированных систем». Количество печатных работ: 11. Область научных интересов: искусственный интеллект, нейронные сети, распознавание образов и анализ изображений, распознавание и анализ движения человека. E-mail: alekseev.yeskela@gmail.com

Орлова Юлия Александровна. Волгоградский государственный технический университет, г. Волгоград, Россия. Заведующая кафедрой «Программное обеспечение автоматизированных систем», доцент, доктор технических наук. Количество печатных работ: более 390. Область научных интересов: анализ текстовой информации, искусственный интеллект, распознавание образов и анализ изображений, нечеткие системы и модели, распознавание и анализ движений человека. E-mail: yulia.orlova@gmail.com

Розалиев Владимир Леонидович. Волгоградский государственный технический университет, г. Волгоград, Россия. Доцент кафедры «Системы автоматизированного проектирования и поискового конструирования», кандидат технических наук. Количество печатных работ: более 250. Область научных интересов: искусственный интеллект, распознавание образов и анализ изображений, анализ текстовой информации, нечеткие системы и модели, распознавание и анализ движения человека, определение и моделирование эмоциональных реакций человека. E-mail: vladimir.rozaliev@gmail.com

Заболеева-Зотова Алла Викторовна. Волгоградский государственный технический университет, г. Волгоград, Россия. Профессор кафедры «Программное обеспечение автоматизированных систем», доктор технических наук. Количество печатных работ: около 300. Область научных интересов: системный анализ, искусственный интеллект, нечеткая математика, компьютерная лингвистика, логико-лингвистическое моделирование, интеллектуальный анализ информации. E-mail: poas@vstu.ru

Method of Automatic Generation of Blurry Images for Testing Detection Algorithms

A. V. Alekseev, Y. A. Orlova, V. L. Rozaliev, A. V. Zaboloeva-Zotova

Volgograd Technical State University, Volgograd, Russia

Abstract. The work is aimed at developing tools for automatic selection and filtering of blurry images. The paper describes a method of automatic generation of synthetic blurry images, which is based on the algorithm for specifying the point scattering function. Triple of scene images consists of clear,

unfocused and blurred in motion images. The model base of various scene photographs was collected. This base is applied to test and evaluate the quality of methods and algorithms for detection of blurry images. The suggested method of blurry image generation can be used in methods of automatic image processing and machine learning.

Keywords: image processing, blurry image detection, blurry image generation

DOI 10.14357/20718632200408

References

1. Alekseev A.V., Rozaliev V.L., Orlova Y.A. Automatic coloring of grayscale images based on intelligent scene analysis // *Pattern Recognition and Image Analysis (Advances in Mathematical Theory and Applications)*. 2015. Vol.25. No.1. P.10-21.
2. Mavridaki E., Mezaris V. No-Reference blur assessment in natural images using Fourier transform and spatial pyramids // *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*. 2014.
3. Jianping Shi, Li Xu, Jiaya Jia. Discriminative blur detection features // *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014.
4. Druitsa A., Farafonova V., Fedorova V., Megorskaya O., Zermirnova E., Zhilinskaya O. Practice of efficient data collection via crowdsourcing at large-scale. 2019. <https://arxiv.org/abs/1912.04444>.
5. Alekseev A.V., Rozaliev V.L., Orlova Y.A., Zaboлева-Zotova A.V. Context-sensitive image analysis for coloring nature images // *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2016. Vol. 451. P.133-141. Springer International Publishing.
6. Alekseev A.V., Orlova Y.A., Rozaliev V.L., Zaboлева-Zotova A.V. Two-stage segmentation method for context-sensitive image analysis // *Communications in Computer and Information Science*. 2014. Vol.466. P.331-340. Springer International Publishing.
7. Kupyn O., Budzan V., Mykhailych M., Mishkin D., Matas J. DeblurGAN: Blind motion deblurring using conditional adversarial networks // *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018. P.8183–8192. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00854>.
8. Bansal R., Raj G., Choudhury T. Blur image detection using Laplacian operator and Open-CV // *International Conference System Modeling Advancement in Research Trends*. 2016. P.63–67. <https://doi.org/10.1109/SYSMART.2016.7894491>.
9. Li L., Pan J., Lai W.S., Gao C., Sang N., Yang M.H. Blind image deblurring via deep discriminative priors // *International Journal of Computer Vision*. 2018. <https://doi.org/10.1007/s11263-018-01146-0>.
10. Zhang J., Pan J., Ren J., Song Y., Bao L., Lau W.H., Yang M.H. Dynamic scene deblurring using spatially variant recurrent neural networks // *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018. P.2521–2529. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00267>.

Alekseev A. V. Senior Lecturer of Software Engineering Department, Volgograd State Technical University, 78 Lenin Avenue, Volgograd, Russia, e-mail: alekseev.yeskela@gmail.com

Orlova Y. A. Docent, Doctor of Technical Sciences, head of Software Engineering Department, Volgograd State Technical University, 78 Lenin Avenue, Volgograd, Russia, e-mail: yulia.orlova@gmail.com

Rozaliev V. L. PhD of Technical Sciences, Docent of CAD Department, Volgograd State Technical University, 78 Lenin Avenue, Volgograd, Russia, e-mail: vladimir.rozaliev@gmail.com

Zaboлева-Zotova A. V. Professor, Doctor of Technical Sciences, Professor of Software Engineering Department, Volgograd State Technical University, 78 Lenin Avenue, Volgograd, Russia, e-mail: poas@vstu.ru